*Journal of Applied and Computational Sciences in Mechanics, 35, 2, 2023. (37-54)*



Ferdowsi University of Mashhad

Journal of Applied and Computational Sciences in Mechanics

Page Journal: mechanic-ferdowsi.um.ac.ir


Society of Manufacturing Engineering of Iran

# Estimating Solar Radiation in Different Climates of Iran using Hybrid Machine Learning Methods

Research Article

Nabi Jahantigh[1], Jamshid Piri[2]

*DOI: 10.22067/JACSM.2022.79378.1144*

## 1. Introduction

The use of global solar radiation information is significant in many fields of meteorology, hydrology, and renewable energy. In recent studies in the field of solar radiation forecasting, researchers have turned to artificial intelligence models due to their high prediction accuracy and simplicity of use. For example, some used Multilayer (ML) algorithm such as Feed Forward Neural Network (MLFFNN), Radial Basis Function Neural Network (RBFNN), Regression Vector Machine (SVR) and Adaptive Neural-Fuzzy Inference System (ANFIS) to predict hourly solar radiation. In this research, new hybrid methods based on Greg and Harmony algorithms are proposed for daily estimation of solar radiation in different cities of Iran. Among advantages of these methods are high capabilities of hybrid methods to deal with nonlinear multidimensional functions, their capacity to identify patterns and trends, continuous improvement using new training data, and their wide range of application. Moreover, comparative studies have been conducted using daily test sets, which allow understanding the behavior of these combined algorithms in relation to different weather conditions in the cities of Bandar Abbas, Kerman, Sanandaj, Semnan, and Zahedan. The daily compared results show that the performance of the proposed hybrid models significantly depends on the cloudiness of the sky. The daily classification technique provides the possibility of forming more homogeneous subsets, which has been used to train the best hybrid models of regression vector machine, wolf algorithms, and selected harmony. In the following, the study area is introduced, and governing equations, methods, and results are discussed.

## 2. Governing equations and solution methods

In this research, Abdullah's equation was used to predict solar radiation and their results were compared with hybrid models. Machine learning models are Regression Vector Machine (SVR), Support Vector Machine Model Based on Grey Wolf Optimization (SVR-GWO), and Hybrid Support Vector Regression with Harmony Search (SVR-HS). The data processing for estimation is done in four steps:

1) Collection and analysis of primary data;
2) Data segmentation in training and testing datasets;
3) Making SVR hybrid models;
4) Validation of models.

Figure 1 shows the flow diagram of the methods used in this study.

## 3. Results

An SVR model and two hybrid models GWO-SVR and HS-SVR were developed in this research to predict daily solar radiation. Predictions about the models were evaluated using Abdullah's empirical equations and the second regression equation (based on evaporation). Table 7 and Figure 5 show the results of the statistical analysis of the comparison between the artificial intelligence methods and the data measured in different stations. In this research, in terms of statistical comparison between the models in different stations, the hybrid models SVR-GWO and SVR-HS have the best performance and among these two models, the SVR-HS model is better.

*Manuscript received: October 29, 2022. Revised, November 21, 2022, Accepted, December 26, 2022.

[1]. Corresponding author. Associate Professor, Department of Mechanical Engineering, Faculty of Technology and Engineering, Zabol University, Zabol, Iran. **Email**: njahantigh@uoz.ac.ir.

[2] Assistant Professor, Department of Water Engineering, Faculty Water and Soil, Zabol University, Zabol, Iran.

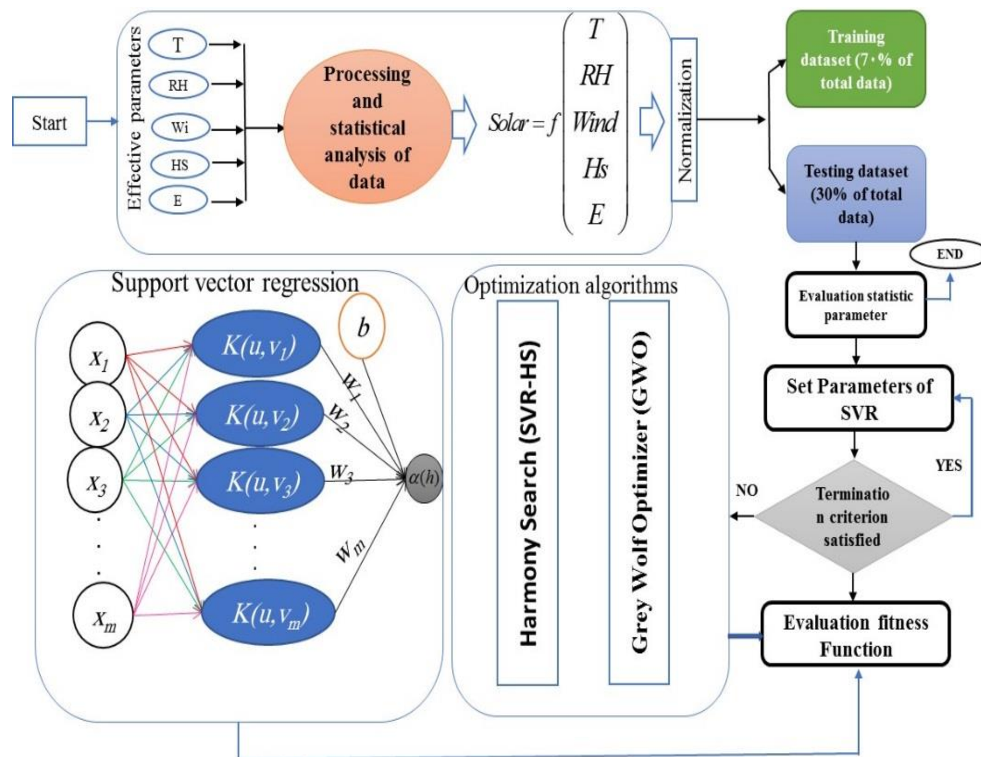



**Figure 1. The structure of the proposed SVR based on optimization algorithms to solar prediction**

**Table 7. Statistical analysis results of comparison between artificial intelligence methods and data measured in different stations**

| Station | Model | NRMSE | $R^2$ |
|---|---|---|---|
| Bandar Abbas | SVR | 0.13 | 0.74 |
| | SVR-GWO | 0.12 | 0.77 |
| | SVR-HS | 0.12 | 0.78 |
| Kerman | SVR | 0.16 | 0.77 |
| | SVR-GWO | 0.15 | 0.78 |
| | SVR-HS | 0.15 | 0.80 |
| Sanandaj | SVR | 0.18 | 0.83 |
| | SVR-GWO | 0.17 | 0.85 |
| | SVR-HS | 0.17 | 0.86 |
| Semnan | SVR | 0.21 | 0.71 |
| | SVR-GWO | 0.20 | 0.72 |
| | SVR-HS | 0.20 | 0.73 |
| Zahedan | SVR | 0.17 | 0.69 |
| | SVR-GWO | 0.17 | 0.70 |
| | SVR-HS | 0.17 | 0.71 |

## 4. Discussion

SVR-HS model shows an absolute superiority over other models, especially the experimental models, so that the performance of SVR-HS model is about two times higher than the experimental model. Another finding of this research is that considering the smoothness index (n.N) as the only input for experimental models is not enough. Therefore, the correctness of most of the predictions is proved by considering the parameters in the more relevant data. Moreover, the results of this research show that SVR-HS is an efficient method for estimating solar radiation.


انجمن مهندسی ساخت و تولید ایران

**علوم کاربردی و محاسباتی در مکانیک**

http://mechanic-ferdowsi.um.ac.ir


دانشگاه فردوسی مشهد

# تخمین میزان تابش خورشیدی در اقلیم‌های مختلف ایران با استفاده از روش‌های هیبریدی یادگیری ماشین*

نبی جهانتیغ[۱] جمشید پیری[۲]

**مقاله پژوهشی**

DOI: 10.22067/JACSM.2022.79378.1144

**چکیده** تابش خورشیدی پارامتر اساسی مورد نیاز برنامه‌های انرژی خورشیدی به‌دلیل محدودیت‌های تکنیکی و مالی در اقصی نقاط جهان اندازه‌گیری نمی‌شود و تعیین آن با روش‌های تخمینی دقیق ضروری است. در این تحقیق، یک مدل برای تخمین تابش خورشیدی پراکنده‌ی افقی روزانه با روش‌های هیبریدی ماشین‌بردار رگرسیونی، الگوریتم‌های گرگ و هارمونی توسعه یافت. در بررسی اعتبار مدل، داده‌های تابش خورشیدی اندازه‌گیری‌شده روزانه شهرهای مختلف با اقلیمهای متفاوت در قسمت آفتابی ایران(بندرعباس، کرمان، سنندج، سمنان و زاهدان) استفاده شد. پارامترهای ورودی مدل‌ها، دمای متوسط، رطوبت نسبی، ساعت آفتابی، تبخیر و سرعت باد می‌باشند. مقایسه تابش خورشیدی مدل هیبریدی با مقادیر اندازه‌گیری‌شده نشان‌دهنده نتایج مطلوب بر اساس تحلیل آماری بوده و مدل ماشین بردار رگرسیونی - هارمونی روشی کارآمد و دقیق در مقایسه با سایر مدل‌ها به‌ویژه مدل‌های تجربی می‌باشد. متوسط خطای بایاس مطلق بدست آمده، خطای مجذور متوسط ریشه و ضریب همبستگی برای ایستگاه زاهدان به ترتیب برابر با ۱۴/۷۷ مگاژول بر مترمربع، ۲۶/۸۵ مگاژول بر مترمربع و ۰/۶۸ برای معادله تجربی و مقادیر بدست آمده ماشین بردار رگرسیونی - هارمونی به ترتیب برابر با ۱۳/۸۵ مگاژول بر مترمربع ، ۹/۵۸ مگاژول بر مترمربع و ۰/۷۱ می‌باشد.

**واژه‌های کلیدی** تابش خوشیدی، تغییر اقلیم، ماشین بردار رگرسیونی، الگوریتم گرگ، الگوریتم هارمونی، تجربی.

## Estimation of Solar Radiation in Different Climates of Iran Using Hybrid Machine Learning Methods

Nabi Jahantigh Jamshid Piri

**Abstract** *Solar radiation, the basic parameter required for solar energy programs, is not measured in all parts of the world due to technical and financial limitations, and it is necessary to determine with the accurate estimation methods. In this research, a model was developed to estimate the daily horizontal scattered solar radiation with the hybrid methods of Support Vector Regression, Gray Wolf Optimization and Harmony Search Algorithm. To determine the validity of the model, daily measured solar radiation data of different cities in the sunny part of Iran (Bandar Abbas, Kerman, Sanandaj, Semnan and Zahedan) were used. The input parameters of the models are the mean temperature, relative humidity, sunshine hour, evaporation and wind velocity. The comparison of the solar radiation of the hybrid model with the measured values shows the desired results based on statistical analysis, and the hybrid model is an efficient and accurate method compared to other models, especially experimental models. The average absolute bias error obtained, root mean square error and correlation coefficient for Zahedan station are respectively equal to 14.77 MJ/m^2, 26.85 MJ/m^2, and 0.68 for the experimental equation and the obtained values of the regression vector machine - Harmony respectively It was similar to 13.85MJ/m^2, 9.58 MJ/m^2 and 0.71. The research results showed that the regression-harmony vector machine model is an efficient method that is much more accurate than other models.*

**Key Words** Solar Radiation, Climate change, Support Vector Regression, Wolf Optimization Algorithm, Harmony Search Algorithm, Experimental Models.

---

* تاریخ دریافت مقاله ۱۴۰۱/۷/۸ و تاریخ پذیرش آن ۱۴۰۱/۱۰/۵ می‌باشد.

(۱) نویسنده مسئول: دانشیار گروه مهندسی مکانیک، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه زابل، زابل، ایران.

(۲) استادیار گروه مهندسی آب، دانشکده آب و خاک، دانشگاه زابل، زابل، ایران

**Email**: njahantigh@uoz.ac.ir

## مقدمه

استفاده از اطلاعات تابش خورشیدی جهانی در بسیاری از حوزه‌های هواشناسی [1,2]، هیدرولوژی [3-5]، و انرژی تجدیدپذیر [6,7] قابل‌توجه است. در طول سال‌های اخیر، سیستم‌های جدیدی بر اساس انرژی تجدیدپذیر به عنوان جایگزینی مناسب برای سیستم‌های انرژی سنتی معرفی شدند. برنامه‌های کاربردی سیستم‌های انرژی تجدیدپذیر جدید به‌دلیل رفع تقاضاهای انرژی به شکل دوستدار محیط زیست، بسیار سودمند می‌باشند. در حقیقت، بهره‌برداری از انرژی تجدیدپذیر راه حل جذاب و ویژه‌ای برای کاهش انتشار گازهای گلخانه‌ای و تغییرات جوی است. در میان موارد تجدیدپذیر، انرژی خورشیدی یکی از رایج‌ترین منابع تامین انرژی در نظر گرفته می‌شود زیرا به‌صورت جهانی و گسترده موجود و در دسترس می‌باشد. گسترش فن‌آوری‌های انرژی خورشیدی در بخش انرژی جهانی برای تأمین بخش قابل توجهی از الکتریسیته، گرمایش، سرمایش و پخت و پز باعث جذابیت بیشتر آن شده است. یکی از ملزومات اولیه‌ی استفاده از انرژی خورشیدی، گردآوری و پردازش اطلاعات دقیق تابش خورشید است. تابش خورشیدی زمینی شامل پرتوافکنی جهانی یا تابش پراکنده است که از پارامترهای بسیار مهم در برنامه‌های کاربردی قابل استفاده در انرژی خورشیدی می‌باشد مانند اندازه‌گذاری، شبیه سازی و تعیین فن‌آوری‌های انرژی خورشیدی. سطح جاذب عمده‌ی سیستم‌های انرژی خورشیدی مایل هستند. این کار باعث افزایش راندمان حرارتی در سیستم‌های مایل نسبت به سطوح افقی می‌شود.

تخمین میزان تابش خور شیدی پراکنده بر ا ساس روش‌های آماری رگرسیونی و هوش مصنوعی نسبت به اندازه‌گیری واقعی آنها بسیار دقیق‌تر می‌با شد. برای د ستیابی به این هدف، در طول دهه‌های گذشته، تعداد قابل توجهی از مدل‌های تجربی توسط محققان متفاوت پیشنهاد شده‌اند که تابش خورشیدی پراکنده افقی را با استفاده از پارامترهای درون داده‌ای متفاوت تخمین می‌زنند [8,9]. در میان همه‌ی این پارامترها، شاخص ابرناکی مهم‌ترین شاخص برای تخمین‌زدن تابش خورشیدی است.

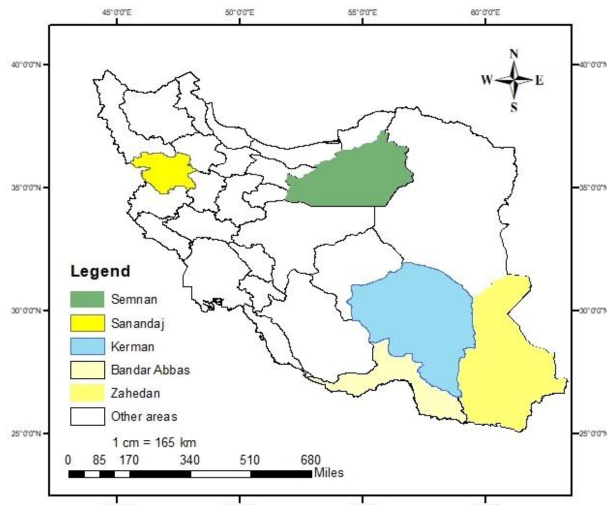
محققین در مطالعات اخیر در زمینه پیش‌بینی تابش خورشیدی به‌دلیل دقت بالای پیش‌بینی و سادگی استفاده آن‌ها به مدل‌های هوش مصنوعی روی آورده‌اند. خسروی و همکاران [10] چندین الگوریتم مولتی لایر (ML) را مانند شبکه عصبی پیش‌خور (MLFFNN)، شبکه عصبی تابع پایه شعاعی (RBFNN)، ماشین بردار رگرسیونی (SVR) و سیستم استنتاج عصبی–فازی تطبیقی (ANFIS) برای پیش‌بینی تابش خورشیدی ساعتی توسعه دادند که مدل SVR می‌تواند تابش خورشیدی ساعتی را با استفاده از مقادیر درونی تاریخی به دقت پیش‌بینی کند. لطفی و همکاران [11] از مدل چند لایه مانند شبکه‌های عصبی پرسپترون (MLP) و خود رگرسیون عصبی (NARX) برای پیش‌بینی اجزای تابش خورشیدی ساعتی استفاده کردند که مدل NARX بهترین عملکرد را با استفاده از داده‌های هواشناسی در دسترس و ارزان ارائه داده است. انور و خطیب [12] یک مدل ترکیبی جدید را براساس جنگل‌های تصادفی (RFs) و الگوریتم کرم شب تاب (FFA) برای پیش‌بینی تابش خورشیدی جهانی ساعتی پیشنهاد کردند. نتایج بدست‌آمده برتری مدل ترکیبی پیشنهادی را نسبت به مدل‌های مرسوم RFS و ANN نشان می‌دهد. بلاید و همکاران [13] یک رویکرد جدید مبتنی بر مدل SVM و اصل سری زمانی برای پیش‌بینی ساعتی تابش خورشیدی جهانی را توسعه داده است. نتایج نشان‌دهنده دقت بالای روش پیشنهادی با استفاده از مقادیر تابش خورشیدی قبلی است. اورکا و همکاران [14] از مدل SVR برای پیش‌بینی ساعتی تابش جهانی خورشید در جنوب شرقی اسپانیا استفاده کردند. نتایج عملکرد بالای مدل SVR را در مقایسه با مدل‌های خطی کلاسیک و RF نشان می‌دهد. با این حال مطالعات بیشتری باید با استفاده از این تکنیک‌ها صورت گیرد. تحقیقات اخیر نشان می‌دهد که مدل‌های RF، SVM و ANN روش‌های بسیار امیدوار کننده‌ای برای پیش‌بینی هستند. با این حال، مقایسه عملکرد بین این مطالعات به دلیل ماهیت مجموعه داده مورد استفاده برای آموزش، محل مطالعه، افق پیش‌بینی و شاخص‌های آماری مورد استفاده برای ارزیابی دشوار به نظر می‌رسد [15]. علاوه بر این، مدلی که برای یک مکان به خوبی عمل می‌کند، نتایج خوبی برای مکان‌های دیگر ارائه نمی‌دهد. در نتیجه، هیچ مدل جهانی وجود ندارد که برای همه مکان‌ها عملکرد خوبی داشته باشد، بلکه مجموعه‌ای از مدل‌های امید بخش است که میتوانند برای استفاده مفید واقع شوند. در این تحقیق، روش‌های ترکیبی جدید مبتنی بر الگوریتم‌های گرگ و هارمونی و برای تخمین روزانه تابش خورشیدی در شهرهای مختلف ایران پیشنهاد شده است.

قابلیت‌های بالای روش‌های ترکیبی برای مقابله با توابع چند بعدی غیرخطی، ظرفیت آن‌ها برای شناسایی الگوها و روندها، بهبود مستمر با استفاده از داده‌های آموزشی جدید، و دامنه گسترده کاربرد آن‌ها از جمله مزایای این روش‌ها می‌باشد. علاوه بر این، مطالعات مقایسه‌ای با استفاده از مجموعه‌های آزمایش روزانه انجام شده‌است که اجازه درک رفتار این الگوریتم‌های ترکیبی نسبت به شرایط آب و هوایی مختلف شهرهای بندرعباس، کرمان، سنندج، سمنان و زاهدان را می‌دهد. در واقع، نتایج مقایسه روزانه نشان می‌دهد که عملکرد مدل‌های ترکیبی پیشنهادی به طور قابل‌توجهی به شرایط ابرناکی آسمان بستگی دارد. در واقع، تکنیک طبقه‌بندی روزانه امکان تشکیل زیرمجموعه‌های همگن‌تری را فراهم می‌کند که برای آموزش بهترین مدل‌های هیبریدی ماشین‌بردار رگرسیونی، الگوریتم‌های گرگ و هارمونی انتخاب‌شده مورد استفاده قرار گرفته است. در ادامه تحقیق،معرفی منطقه مطالعاتی، معادلات حاکم، روش‌های مطالعه و نتایج مورد بحث قرار می‌گیرد.

## منطقه مطالعاتی

ایران در نیمکره شـــمالی بین ۰۳´ ۲۵º تا ۴۷´ ۳۹º درجه عرض شمالی از خط استوا و بین ۱۴´ ۴۴º و ۲۰´ ۶۳º درجه طول شرقی از نصف‌النهار است و گواه این است که ایران در منطقه معتدل قرار واقع شـــده اســـت. در این تحقیق مطابق شـــکل (۱)، ایستگاه‌های شهرهای مرکزی مورد استفاده در استان‌های مختلف بندرعباس، کرمان، سنندج، سمنان و زاهدان بوده است.

درجدول‌های (۱) تا (۵) پارامترهایی مانند میانگین (Xmean)، میانگین از انحراف معیار (Sx)، ثابت تغییرات (Cv)، کمینه (Xmin)، بیشینه (Xmax)، چولگی (Skewness) و ضریب همبستگی(Correlation) آمده است. در این ایستگاه‌ها، میزان تابش خورشیدی بیش از همه پارامترها به متوسط دما هوا بستگی دارد، در بیشتر ایستگاه‌ها ضریب همبستگی بیشتر از ۷۱٪ می‌باشد. در تمام ایستگاه‌ها کمترین میزان همبستگی تابش خورشیدی با پارامتر رطوبت نسبی وجود دارد. به‌طور مثال کمترین میزان همبستگی ۰/۷۱- است. با توجه به ضریب تغییرات ۰/۲۳ برای پارامتر درجه حرارت برای ایستگاه بندرعباس بطور متوسط در تمام طول سال آماری درجه حرارت بالای ۲۷ درجه سانتی‌گراد است. کمترین میزان تغییرات برای پارامتر دما برای ایستگاه سنندج می‌باشد که نشان‌دهنده دمای متوسط ۱۵ درجه سلیسیوس در تمام سال آماری می‌باشد. بعد از پارامتر دما، بیشترین همبستگی تابش خورشیدی با تبخیر است. که در بیشتر ایستگاه‌ها بالای ۷۰٪ همبستگی را نشان می‌دهد.




شکل ۱ موقعیت ایستگاه‌های مختلف جهت بررسی تابش خورشیدی

جدول ۱ آنالیزآماری روزانه برای ایستگاه بندرعباس

| Station | Data set | Unit | Xmean | Sx | Cv (Sx/Xmean) | Xmin | Xmax | Skewness | Correlation with Solar |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Bandar Abass | $T_{ave}$ | ˚C | ۲۷/۳۸ | ۶/۳۲ | ۰/۲۳ | ۱۲/۳۰ | ۳۹/۶۰ | −۰/۳۳ | ۰/۷۱ |
| | RH | % | ۶۳/۰۷ | ۱۳/۵۱ | ۰/۲۱ | ۴/۰۰ | ۹۵/۶۳ | −۱/۰۹ | −۰/۰۹ |
| | Wind | m/s | ۶/۵۷ | ۱/۷۹ | ۰/۲۷ | ۳/۰۰ | ۲۲/۰۰ | ۱/۴۵ | ۰/۱۹ |
| | Hs | Hour | ۸/۷۹ | ۲/۳۶ | ۰/۲۷ | ۰/۰۰ | ۱۲/۱۰ | −۱/۷۹ | ۰/۶۶ |
| | E | mm | ۷/۲۶ | ۳/۱۸ | ۰/۴۴ | ۰/۵۰ | ۲۲/۰۰ | ۰/۳۵ | ۰/۶۳ |
| | Solar | $Cal/cm^2$ | ۲۰۱۰/۶۷ | ۵۰۹/۷۹ | ۰/۲۵ | ۲۴/۰۰ | ۳۴۷۳/۰۰ | −۰/۵۸ | ۱ |

جدول ۲ آنالیزآماری روزانه برای ایستگاه کرمان

| Station | Data set | Unit | Xmean | Sx | Cv (Sx/Xmean) | Xmin | Xmax | Skewness | Correlation with Solar |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Kerman | $T_{ave}$ | ˚C | ۱۷/۵۰ | ۸/۸۲ | ۰/۵۰ | -۸/۴۰ | ۳۳/۴۰ | -۰/۲۲ | ۰/۷۱ |
| | RH | % | ۲۸/۳۵ | ۱۸/۱۶ | ۰/۶۴ | ۴/۲۵ | ۹۷/۳۸ | ۱/۲۲ | -۰/۶۷ |
| | Wind | m/s | ۸/۲۷ | ۳/۸۷ | ۰/۴۷ | ۲/۰۰ | ۳۰/۰۰ | ۱/۲۰ | ۰/۰۳ |
| | Hs | Hour | ۹/۳۵ | ۲/۹۴ | ۰/۳۱ | ۰/۰۰ | ۱۳/۵۰ | -۱/۴۲ | ۰/۷۸ |
| | E | mm | ۷/۵۵ | ۴/۴۷ | ۰/۵۹ | -۰/۸۱ | ۱۹/۴۰ | ۰/۱۵ | ۰/۷۲ |
| | Solar | $Cal/cm^2$ | ۲۱۳۹/۰۳ | ۶۹۸/۵۲ | ۰/۳۳ | ۸۲/۰۰ | ۴۱۱۹/۰۰ | -۰/۴۸ | 1 |

جدول ۳ آنالیزآماری روزانه برای ایستگاه سنندج

| Station | Data set | Unit | Xmean | Sx | Cv (Sx/Xmean) | Xmin | Xmax | Skewness | Correlation with Solar |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Sanandaj | $T_{ave}$ | ˚C | ۱۴/۹۶ | ۹/۹۹ | ۰/۶۷ | ۱۲/۵۰ | ۳۴/۲۰ | -۰/۰۲ | ۰/۷۷ |
| | RH | % | ۴۵/۱۴ | ۲۱/۹۶ | ۰/۴۹ | ۱۰/۱۳ | ۴۱۵/۱۳ | ۱/۴۷ | -۰/۷۸ |
| | Wind | m/s | ۵/۶۰ | ۲/۳۷ | ۰/۴۲ | ۰/۰۰ | ۱۶/۰۰ | ۰/۷۲ | ۰/۱۰ |
| | Hs | Hour | ۸/۴۵ | ۳/۵۹ | ۰/۴۲ | ۰/۰۰ | ۱۳/۴۰ | -۰/۸۷ | ۰/۸۵ |
| | E | mm | ۵/۶۷ | ۴/۴۹ | ۰/۷۹ | -۱/۰۴ | ۱۶/۷۰ | ۰/۲۳ | ۰/۷۹ |
| | Solar | $Cal/cm^2$ | ۱۸۴۱/۲۸ | ۸۰۲/۱۹ | ۰/۴۴ | ۷۹/۰۰ | ۳۴۳۳/۰۰ | -۰/۲۱ | ۱ |

جدول ۴ آنالیزآماری روزانه برای ایستگاه سمنان

| Station | Data set | Unit | Xmean | Sx | Cv (Sx/Xmean) | Xmin | Xmax | Skewness | Correlation with Solar |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Semnan | Tave | ˚C | ۱۹/۱۵ | ۱۰/۵۲ | ۰/۵۵ | -۵/۵۰ | ۳۷/۹۰ | -۰/۱۲ | ۰/۷۸ |
| | RH | % | ۳۵/۵۷ | ۱۹/۲۰ | ۰/۵۴ | ۵/۶۳ | ۹۴/۸۸ | ۰/۸۲ | -۰/۷۱ |
| | Wind | m/s | ۵/۶۸ | ۲/۷۵ | ۰/۴۸ | ۱/۰۰ | ۲۰/۰۰ | ۰/۸۰ | ۰/۴۴ |
| | Hs | Hour | ۸/۶۳ | ۳/۲۷ | ۰/۳۸ | ۰/۰۰ | ۱۳/۲۰ | -۱/۰۷ | ۰/۶۷ |
| | E | mm | ۶/۹۷ | ۵/۷۸ | ۰/۸۳ | ۰/۰۰ | ۲۵/۰۰ | ۰/۳۹ | ۰/۷۶ |
| | Solar | Cal/cm2 | ۱۹۸۱/۳۱ | ۷۳۷/۵۵ | ۰/۳۸ | ۲۵/۰۰ | ۳۶۱۶/۰۰ | -۰/۱۳ | ۱ |

جدول ۵ آنالیزآماری روزانه برای ایستگاه زاهدان

| Station | Data set | Unit | Xmean | Sx | Cv (Sx/Xmean) | Xmin | Xmax | Skewness | Correlation with Solar |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Zahedan | Tave | ˚C | ۱۹/۴۵ | ۸/۲۶ | ۰/۴۲ | -۵/۹۰ | ۳۵/۱۰ | -۰/۴۰ | ۰/۷۳ |
| | RH | % | ۲۹/۹۵ | ۱۶/۰۲ | ۰/۵۳ | ۵/۰۰ | ۹۹/۰۰ | ۱/۱۶ | -۰/۵۶ |
| | Wind | m/s | ۱۰/۳۱ | ۳/۷۱ | ۰/۳۶ | ۳/۰۰ | ۳۲/۰۰ | ۱/۰۲ | ۰/۰۸ |
| | Hs | Hour | ۹/۲۶ | ۲/۴۸ | ۰/۲۷ | ۰/۰۰ | ۱۶/۷۰ | -۱/۶۹ | ۰/۶۰ |
| | E | mm | ۸/۱۲ | ۴/۶۵ | ۰/۵۷ | ۰/۰۰ | ۲۸/۹۰ | ۰/۱۴ | ۰/۷۱ |
| | Solar | $Cal/cm^2$ | ۱۹۶۹/۶۹ | ۶۰۹/۵۰۴ | ۰/۳۱ | ۲۴/۱۰ | ۴۰۹۳/۷۹ | -۰/۲۸ | ۱ |

## معادلات حاکم و روش‌های حل

### معادله تجربی حاکم

در این تحقیق، معادله عبدالله [16] برای پیش‌بینی تابش خورشید واسنجی شد و نتایج آنها با مدل‌های هیبریدی مقایسه شده است. معادله (۱).

$$\frac{S}{S_e} = a + b(\frac{n}{N}) + cRH + dT \quad (۱)$$

بر اساس نتایج حاصل از تحقیق معادله (۲) بر اساس تبخیر و میانگین درجه حرارت بیان شده است که نسبت به معادله (۱) اثر تبخیر را نشان می‌دهد و در معادله قبلی اثر رطوبت نسبی بیان شده است.

در رابطه S و $S_0$ به‌ترتیب تابش رسیده به زمین و تابش برون زمینی بر حسب کالری بر سانتی‌متر مربع در روز ، n و N به ترتیب ساعات آفتابی اندازه گیری شده واقعی و حداکثر ساعات آفتابی روزانه a، b، c، d معادله ضرایب ثابت هستند.

$$\frac{S}{S_0} = a + b(\frac{n}{N}) + cE + dT \quad (۲)$$

## مدل‌های یادگیری ماشین

### ماشین بردار رگرسیونی (SVR)

SVR یک الگوریتم یادگیری نظارت شده است که برای طبقه‌بندی و تجزیه و تحلیل رگرسیون استفاده می‌شود. در واقع، SVR سریع، قابل‌اعتماد و قادر به مقابله با مشکلات غیرخطی پیچیده در زمینه پیش‌بینی انرژی خورشیدی به کار گرفته شد. در این مدل، ورودی‌های بردار با استفاده از یک تبدیل غیرخطی به فضای ویژگی با ابعاد بالاتر است که در آن یک جداسازی خطی انجام می‌شود. SVR معادله زیر را به حداقل می‌رساند.

$$\min\left(\frac{1}{2}\|w\|^2 + C\sum_{i=1}^{n}\left(\xi_i + \xi_i^*\right)\right)$$
$$subject\ to \begin{cases} y_i - (<w, x_i> + b) \le \varepsilon + \xi_i \\ (<w, x_i> + b) - y_i \le \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \ge 0,\ clear, .... \end{cases} \quad (۳)$$

x و y مجموعه ورودی و هدف هستند.W بردار وزن و b بایاس است. $\xi_i$ و $\xi_i^*$ متغیرهای کمبود می‌باشند در رابطه (۳) لحاظ و براساس اصل حداقل‌سازی خطای ساختاری، محدوده خطا به وسیله مسئله بهینه‌سازی در رابطه (۲) بهینه می‌گردد. ε محدوده سرعت دوران و C پارامتر هزینه می‌باشد. علاوه بر این، تبدیل غیرخطی با استفاده از توابع کرنل انجام می‌شود. انواع مختلفی از توابع هسته مانند توابع خطی، چندجمله‌ای، گاوسی و سیگموئید وجود دارند. در واقع، تابع خطی ساده‌ترین کرنل است که درجه بالایی از قابلیت تفسیر را ارائه می‌دهد، که اجازه تعیین اهمیت ویژگی را می‌دهد. با این حال، تابع کرنل خطی تنها برای مسائل خطی به خوبی عمل می‌کند. بر خلاف تابع خطی، تابع کرنل چندجمله ای می‌تواند توابع غیرخطی را حل کند و دقیق باشد. در تحقیق حاضر، تابع پایه شعاعی (RBF) برای پیش‌بینی تابش خورشیدی مورد استفاده قرار گرفت به همین دلیل، RBF به عنوان یک تابع هسته مورد استفاده قرار گرفته‌است [10,17] که عبارت آن به صورت معادله (۴) فرمول‌بندی شده‌است:

$$\varphi(x_i, x_j) = e^{-\|x_i - x_j\|^2 / 2\sigma^2} \quad (۴)$$

که در σ پارامتری است که عرض تابع گاوسی را تعریف می‌کند. عملکرد SVR به پارامترهای بیش از حد مانند C,ε , and σ بستگی دارد. ترکیب بهینه این پارامترها باید با استفاده از مقادیر از پیش تعریف‌شده مختلف تعیین شود.

## رگرسیون بردار پشتیبان ترکیبی با الگوریتم بهینه‌ساز گرگ خاکستری (SVR-GWO)

GWO یک الگوریتم فرا ابتکاری است که برای اولین بار توسط میرجلیلی و همکاران پیشنهاد شد [18]. هدف شبیه‌سازی عادات زندگی گرگ‌های خاکستری در طبیعت تحت فرض الگوریتم بهینه‌سازی است [19]. گرگ خاکستری نوعی شبیه‌سازی رهبری و زندگی براساس سلسله‌مراتب تسلط اجتماعی است. در سلسله‌مراتب اجتماعی گرگ‌های خاکستری، چهار نقش وجود دارد: تصمیم‌گیرنده (α)، تسهیل‌کننده (β)، مجری (γ) و پرستار (ω) در میان آن‌ها، تصمیم‌گیرنده (α)به عنوان رهبر بالاترین وضعیت اجتماعی را نشان می‌دهد. همه شخصیت‌های دیگر توسط گرگ‌های آلفا کنترل می‌شوند [20]. تسهیل‌کننده (β) به گرگ‌های آلفا در تصمیم‌گیری و ایجاد نظم و انضباط جمعی کمک می‌کند [18]. وقتی که گرگ‌های آلفا بازنشسته می‌شوند یا می‌میرند، گرگ‌های بتا نیز مناسب‌ترین جایگزین برای آلفا هستند

[21]. γ از گرگ‌های آلفا و گرگ‌های بتا اطاعت می‌کند و به عنوان شکارچی، نگهبان و ناظر وجود دارد. $\omega$ به عنوان یک گوسفند یا پرستار بچه گناهکار عمل می‌کند و در پایین اجتماع گرگ‌های خاکستری قرار دارد. با این حال، بدون وجود گرگ‌های امگا، حفظ ثبات سه نقش بالا دشوار است و نبردهای داخلی ممکن است در هر زمانی شروع شوند. رفتار اجتماعی اصلی گرگ‌های خاکستری به دست آوردن شکار متناسب با سلسله‌مراتب اجتماعی است [21,22]. سپس می‌توان برای جمع‌آوری راه‌حل‌های ترجیحی تصادفی از طریق الگوریتم فرا ابتکاری GWO با فرآیند بهینه‌سازی در نظر گرفت. به طور خاص، α، β، γ، ω و به ترتیب به عنوان به ترتیب جواب بهینه، جواب دوم، جواب سوم و جواب باقی مانده در نظر گرفته می‌شوند. مدل GWO عمدتا شامل سه مرحله است(۱)نزدیک شدن به هدف و رفتار اطراف؛ (۲)رفتار شکار؛ (۳)حمله به هدف و رفتار بهره‌برداری [23,24]. اول، دسته گرگ‌های خاکستری محاصره می‌شوند و مدل دیجیتالی را می‌توان به صورت معادلات (۵) تا (۷) بیان کرد:

$$W_{\alpha} = |c_1 x_{\alpha} - x|, W_{\beta} = |c_2 x_{\beta} - x|,$$
$$W_{\gamma} = |c_3 x_{\gamma} - x| \quad (۵)$$

$$x_1 = x_{\alpha} - A_1 W_{\alpha}, x_2 = x_{\beta} - A_2 W_{\beta},$$
$$x_3 = x_{\gamma} - A_3 W_{\gamma} \quad (۶a)$$

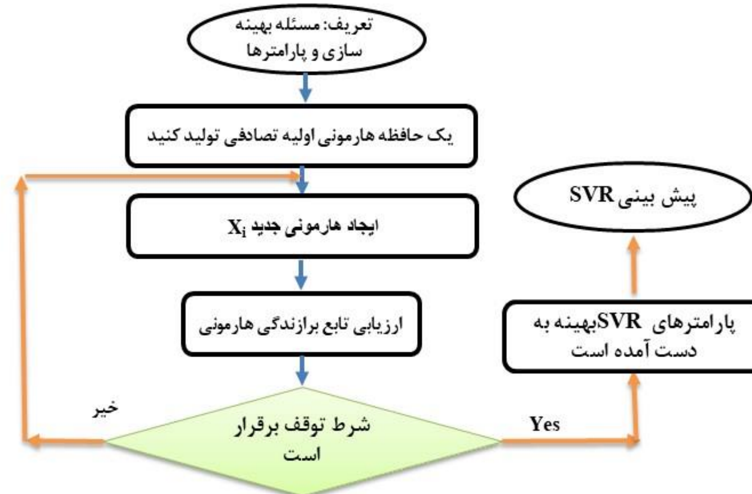
$$A = 2.a.r_1 - a \;\;,\;\; C = 2.r_2 \quad (۶b)$$

$$X(t+1) = \frac{x_1 + x_2 + x_3}{3} \quad (۷)$$

در معادلات فوق، $W_{\alpha}$، $W_{\beta}$ و $W_{\gamma}$ به ترتیب فاصله پاسخ مورد نظر تا پاسخ آلفا، بتا و دلتا هستند. همچنین $x_{\alpha}$، $x_{\beta}$ و $x_{\gamma}$ موقعیت این سه پاسخ، X موقعیت پاسخ مورد نظر، t نشان دهنده عدد تکرار و A و C بردارهای ثابت هستند. در معادلات (5a)و (5b)، برداری است که مقادیر بین ۲ و صفر به صورت خطی در تکرارهای الگوریتم کاهش می‌یابد، و مقادیر بردارهای $r_1$ و $r_2$، اعدادی هستند که به صورت تصادفی بین صفر و یک تولید می‌شوند. با تغییر مقادیر در تکرارهای مختلف، به طور طبیعی، مقادیر عناصر بردار نیز در هر تکرار تغییر خواهد کرد. با توجه به معادله (4b)، مقادیر بردار در بازه (2a,-2a) هستند. در معادلات بالا اگر $|A| \leq 1$، پاسخ مطلوب به موقعیت پاسخ آلفا حرکت کند، برعکس اگر $|A| \geq 1$، در این مورد، پاسخ‌های اومگا واگرا می‌شوند و به دنبال نواحی مختلف فضای پاسخ می‌گردند. مقادیر پارامتر قابل تنظیم در الگوریتم GWO در جدول (۶) و فلوچارت شکل (۲) فهرست شده‌اند.

جدول ۶ مقادیر معادله ضریب ثابت برای هر مدل برای هر ایستگاه

| ایستگاه | مدل | ضرایب | | | | معیارهای ارزیابی | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | a | b | c | d | MABE (Cal/cm$^2$) | RMSE (Cal/cm$^2$) | NRMSE | $R^2$ |
| بندرعباس | Abdollah | −۱/۰۴ | ۲/۰۴ | ۰/۰۵۴ | ۰/۰۷ | ۲۸۶۰۲/۸۷ | ۳۰۱۰۸/۷۹ | ۱۴/۹۷ | ۰/۳۵ |
| | Eq(2) | −۱/۳۲ | ۲/۰۷ | ۰/۴۶۰ | ۰/۰۷ | ۲۲۰۹/۱۲ | ۲۴۲۶/۲۲ | ۱/۲۱ | ۰/۳۱ |
| کرمان | Abdollah | −۰/۹۹۳ | ۲/۰۵ | ۰/۰۰۴ | ۰/۱۶ | ۶۵۰/۱۵ | ۷۸۱/۰۳ | ۰/۳۷ | ۰/۱۶ |
| | Eq(2) | −۰/۲۸ | ۱/۵۹ | ۰/۲۵۰ | ۰/۰۵ | ۶۰۹/۵۴ | ۷۳۷/۱۲ | ۰/۳۴ | ۰/۲۱ |
| سنندج | Abdollah | ۰/۰۶۵ | ۰/۰۲ | −۰/۰۰۳ | ۰/۰۹۸ | ۶۸۳/۵۵ | ۶۸۳/۵۵ | ۰/۳۷ | ۰/۳۹ |
| | Eq(2) | ۰/۱۰۷ | ۱/۷۵ | ۰/۲۵۳ | ۰/۰۰۶ | ۶۴۱/۲۶ | ۶۴۱/۲۶ | ۰/۳۵ | ۰/۴۵ |
| سمنان | Abdollah | ۰/۲۰۸ | ۰/۴۱۷ | −۰/۰۰۱ | ۰/۰۳۶ | ۴۲۶/۹۴ | ۵۴۴/۲۲ | ۰/۲۸ | ۰/۴۹ |
| | Eq(2) | ۰/۲۸۲ | ۰/۳۹۶ | ۰/۰۴۵ | ۰/۰۱۶ | ۳۹۳/۵۶ | ۵۱۶/۹۹ | ۰/۲۷ | ۰/۵۳ |
| زاهدان | Abdollah | ۰/۸۰ | ۱/۷۹ | ۰/۰۰۱ | ۰/۱۹ | ۶۸۳/۵۵ | ۳۵۲/۸۸ | ۰/۱۸ | ۰/۶۸ |
| | Eq(2) | ۰/۹۳ | ۱/۷۵ | ۰/۰۱ | ۰/۰۱ | ۶۴۱/۲۶ | ۳۵۲/۸۶ | ۰/۱۸ | ۰/۶۸ |




شکل ۲ فلوچارت الگوریتم هارمونی سرچ

## رگرسیون بردار پشتیبان ترکیبی با جستجوی هارمونی (SVR-HS)

قابلیت تعمیم رگرسیون بردار پشتیبان بسیار وابسته به پارامترهای یادگیری آن است. یعنی پارامتر تنظیم‌کننده، یعنی پارامتر تنظیم‌کننده و حاشیه خطا باید به درستی تنظیم شود. یافتن بهترین ترکیب از پارامترهای بیش از حد اغلب به دلیل فضای بسیار غیر خطی عملکرد مدل با توجه به این پارامترها مشکل‌ساز است. اگرچه یک روش جستجوی جامع می‌تواند برای تنظیم این پارامترهای بیش از حد مورد استفاده قرار گیرد، اما از مشکلات اصلی زمان بر بودن و عدم تضمین همگرایی به راه‌حل بهینه جهانی رنج می‌برد. بنابراین، ما HS را برای انتخاب پارامتر بهینه SVR به منظور بهبود کارایی زمان اجرای فرآیند یادگیری SVR - HS اتخاذ کرده‌ایم. الگوریتم HS الگوریتمی است که اولین بار توسط جیم و همکاران در سال ۲۰۰۹ بیان شد [25]. اساسا، در فرآیند بداهه‌سازی موسیقی، هر نوازنده یادداشتی را برای یافتن بهترین هماهنگی (یعنی، در الگوریتم HS، هر نوازنده یک متغیر تصمیم را نشان می‌دهد و ارزشی را برای یافتن یک بهینه جهانی ایجاد می‌کند)، اجرا می‌کند. از آنجا که این الگوریتم می‌تواند متغیرهای پیوسته [26] و همچنین متغیرهای گسسته [27] را کنترل کند و نیازی به گرادیان‌های دیفرانسیلی نداشته باشد، الگوریتم HS با موفقیت برای طیف گسترده‌ای از مسائل بهینه‌سازی عملی پیوسته و گسسته مانند طراحی ساختاری [28]، مسائل خوشه‌بندی [29]، مسائل برنامه‌ریزی بازی [30] و مسائل برنامه‌ریزی زمانی [31] به کار گرفته شده‌است. الگوریتم HS به مقادیر اولیه برای متغیرهای تصمیم‌گیری نیاز ندارد و از یک جستجوی تصادفی تصادفی استفاده می‌کند که براساس حافظه هارمونی، با در نظر گرفتن نرخ و نرخ تنظیم گام است. پیاده‌سازی این روش بسیار آسان است، و پارامترهای کمیبرای تنظیم وجود دارد. شکل (۳) فرآیند بهینه‌سازی پارامترهای SVR با HS را نشان می‌دهد، که در زیر توضیح داده شده‌است:

گام اول: مقداردهی اولیه مساله بهینه‌سازی و پارامترهای الگوریتم، فرآیند بهینه‌سازی پارامترهای SVR با HS

$$\begin{aligned}&Minimize\ f(x)\ subject\ to\\&x_{iL}\le x_i\le x_{iU}\ (i=1,2,...,N)\end{aligned} \quad (۸)$$

که در آن، $x_{iU}$ و $x_{iL}$ به ترتیب کران بالا و پایین برای متغیرهای تصمیم هستند. . پارامترهای الگوریتم HS نیز در این مرحله مشخص شده‌اند. آن‌ها اندازه حافظه هارمونی (HMS) یا تعداد بردارهای راه‌حل در حافظه هارمونی، نرخ تنظیم گام (PAR)، پهنای باند فاصله (bw)، حافظه هارمونی با توجه به نرخ (HMCR)، و تعداد بداهه‌سازی‌ها (K)، یا معیار توقف هستند. K برابر با تعداد کل ارزیابی‌های عملکرد است.

گام دوم: مرحله ۲ مقداردهی اولیه حافظه هارمونی: HS در حافظه هارمونی (HM) آغاز می‌شود. حافظه هارمونی یک مکان حافظه است، که در آن تمام بردارهای راه‌حل (مجموعه‌های متغیرهای تصمیم)ذخیره می‌شوند. حافظه هارمونی اولیه به طور تصادفی در ناحیه [ $x_{iU}$ ،$x_{iL}$ ] تولید می‌شود. این کار براساس معادله (۸) انجام می‌شود.

$$x_i^j = x_{iL} + rand() \times (x_{iU} - x_{iL}) \quad j = 1,2,\ldots,HMS \qquad (۹)$$

که در آن rand() یک عدد تصادفی از توزیع یکنواخت [0,1] است.

گام سوم : بداهه نوازی هارمونی جدید: تولید یک هارمونی جدید، بداهه‌سازی نامیده می‌شود، و براساس۳ قانون است: در نظر گرفتن حافظه، تنظیم گام و انتخاب تصادفی. اول از همه، یک عدد تصادفی یکنواخت r1 در محدوده [0,1] تولید می‌شود. اگر r1 کم‌تر از HMCR باشد، متغیر تصمیم $x_i^{new}$ با در نظر گرفتن حافظه ایجاد می‌شود؛ در غیر این صورت، $x_i^{new}$ با یک انتخاب تصادفی به دست می‌آید. سپس، هر متغیر تصمیم‌گیری $x_i^{new}$ در صورتی که توسط در نظر گرفتن حافظه تولید شود، تحت یک تنظیم گام با احتمال PAR قرار می‌گیرد. قانون تنظیم گام به شرح معادله (۹) است:

$$x_i^{new} = x_i^{new} \pm r \times bw \qquad (۱۰)$$

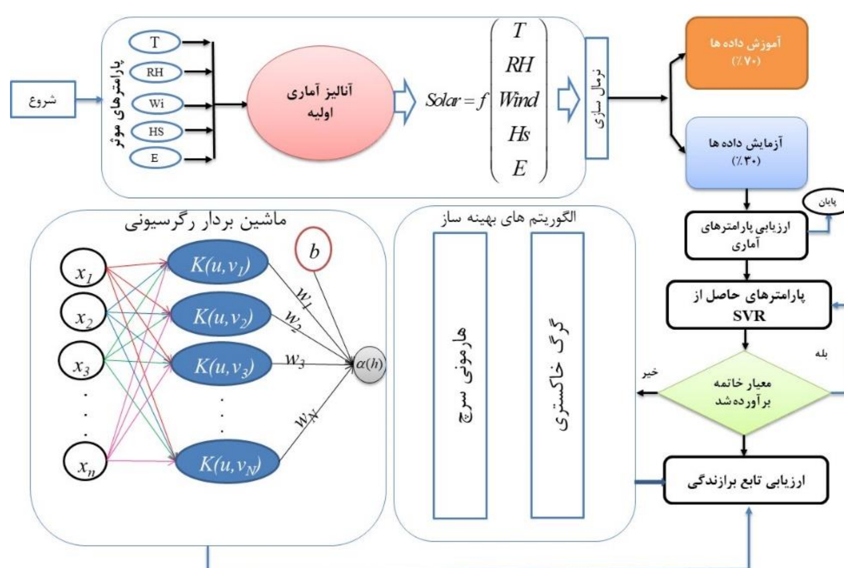
که در آن r یک عدد تصادفی یکنواخت بین ۰ و ۱ است.

گام چهارم: آموزش مدل ماشین بردار رگرسیونی و ارزیابی تابع برازندگی: برای این منظور، کل مجموعه داده به دو مجموعه داده مستقل و غیر هم پوشان مجموعه آزمایش و مجموعه آموزش به صورت دل‌خواه تقسیم می‌شود، که اولی برای روش‌های آموزش و انتخاب پارامتر بهینه به کار گرفته می‌شود، و دومینیرومندی و توانایی پیش‌بینی مدل را ارزیابی می‌کند. برای انتخاب پارامتر، یک تکنیک اعتبار سنجی عرضی K تایی همراه با HS به منظور به حداقل رساندن اثر سو پدیده بیش برازش مورد استفاده قرار می‌گیرد. در این روش، برای هر مجموعه از پارامترهای ماشین بردار رگرسیونی $i.e., \{C, \sigma, \varepsilon\}$، یعنی، مجموعه داده آموزشی به طور تصادفی به k زیرمجموعه گسسته با اندازه تقریبا برابر تقسیم می‌شود. سپس، زیرمجموعه‌های k-1 برای آموزش مدل با مجموعه پارامترهای انتخاب‌شده مورد استفاده قرار می‌گیرند و عملکرد مدل توسط یک زیرمجموعه باقیمانده اندازه‌گیری می‌شود. این فرآیند برای k بار تکرار می‌شود به طوری که هر زیر مجموعه یک نوبت به عنوان زیر مجموعه اعتبارسنجی در نظر گرفته می‌شود، در حالی که دیگران نقش مجموعه داده آموزشی را انجام می‌دهند. در نهایت، قابلیت تعمیم کلی مدل برای هر مجموعه از پارامترها با میانگین گیری مقادیر عملکرد به‌دست‌آمده در مسیرهای k تخمین زده می‌شود.

گام پنجم: به روز ر سانی حافظه هارمونی: پس از ایجاد یک بردار هارمونی جدید $x_{new}$، حافظه هارمونی به روز می شود. اگر تناسب معادله (۱۰) برقرار گردد.

$$x^{new} = (x_1^{new}, x_2^{new}, \ldots, x_N^{new}) \qquad (۱۱)$$

گام ششم: پایان: مراحل ۳–۵ را تکرار کنید تا معیار توقف (حداکثر تعداد بداهه K) برآورده شود. فلو چارت الگوریتم هارمونی سرچ در شکل (۳) آمده است.




شکل ۳ نمایش شماتیک یک سیستم رگرسیون بردار پشتیبان ترکیبی که با الگوریتم های بهینه ساز برای پیش تابش خورشیدی

فرآیند پردازش داده‌ها برای تخمین به چهار مرحله تقسیم می‌شود.

۱. جمع‌آوری و تجزیه و تحلیل داده‌های اولیه
۲. تقسیم‌بندی داده‌ها در مجموعه‌های داده آموزشی و آزمایشی
۳. ساخت مدل‌های ترکیبی SVR،
۴. اعتبارسنجی مدل‌ها

نمودار جریان روش‌های مورد ا ستفاده در شکل (۳) ن شان داده شده است.

## معیارهای ارزیابی

MABE ارائه کننده‌ی مقدار متوسطی از خطاهای بایاس مطلق کلی میان مقادیر تخمین زده شده و اندازه گیری شده ا ست که به شکل زیر اندازه گیری می‌شود:

$$MABE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|S - S_e\right| \quad (۱۲)$$

جایی که Se میزان تابش خورشیدی تخمین‌زده شده و S برابر با مقدار تابش خورشیدی اندازه‌گیری شده می‌باشد. هم‌چنین n تعداد کلی مشاهدات را نشان می‌دهد. RMSE دقت مدل را با مقایسه‌ی انحراف میان اطلاعات تخمین‌زده شده و اطلاعات اندازه‌گیری‌شده شناسایی می‌کند. این همیشه مثبت است و به شکل زیر محاسبه می‌شود:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(s - s_e)^2} \quad (۱۳)$$

R به عنوان مقیاس ارتباط خطی میان اطلاعات تخمین زده شده و اطلاعات اندازه گیری شده به شکل زیر به‌دست می‌آید:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n}(S_e - \bar{S}_e)\times(S - \bar{S})}{\sqrt{\left[\sum_{i=1}^{n}(S_e - \bar{S}_e)^2\right]\times\left[\sum_{i=1}^{n}(S - \bar{S})^2\right]}} \quad (۱۴)$$

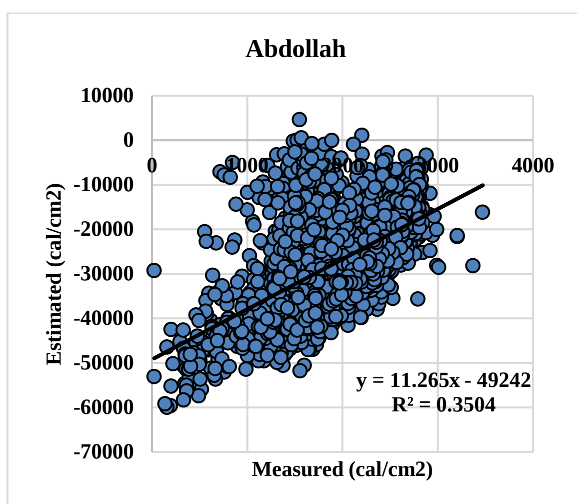
جایی که $\bar{S}_e$ و $\bar{S}$ به‌ترتیب متوسط مقادیر تخمین زده شده و مقادیر اندازه گیری شده می‌باشد.

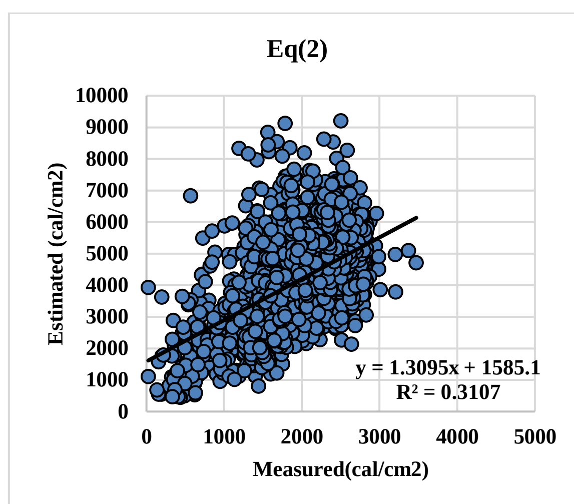
## نتایج و بحث

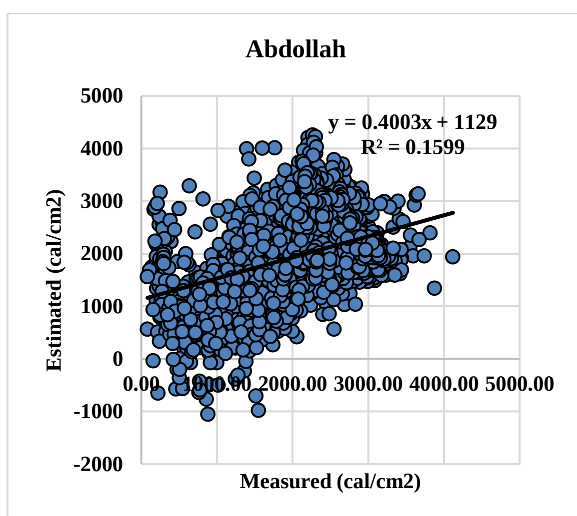
یک مدل SVR و دو مدل هیبریدی GWO-SVR و HS-SVR در این تحقیق توسعه یافته تا تابش خورشیدی روزانه را پیش‌بینی نماید. پیش بینی‌ها درباره مدل ها با معادله‌های تجربی عبدالله و معادله دوم رگرسیونی (براساس تبخیر) مورد ارزیابی قرار گرفته است. برای کسب اطمینان از درستی مدل‌ها، عملکرد آنها بایستی با سایر مدل‌های موجود مقایسه شود. برای نیل به این هدف در این تحقیق، با استفاده از مجموعه اطلاعات آموزشی، تکنیک رگرسیون آماری معمول مورد استفاده قرار گرفت.

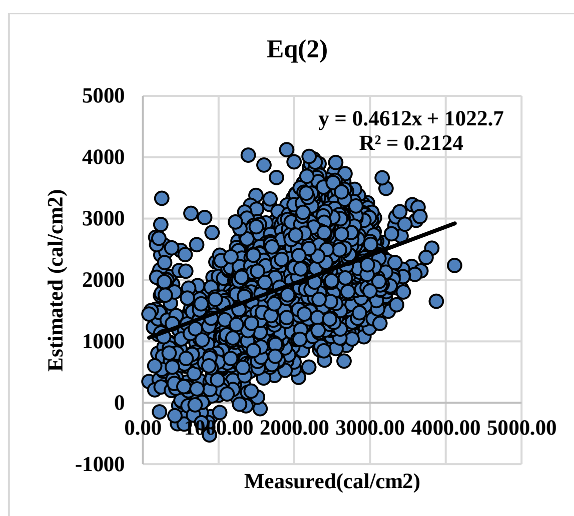
مقادیر معادله ضریب ثابت برای هر مدل به‌طور جداگانه محاسبه و در جدول (۶) نشان داده شده است. جدول (۶) ارائه کننده‌ی آمار توصیفی ضرایب معادله عبدالله و معادله (۲) رگرسیونی برای م حدوده‌ی تابش خورشیدی روزا نه‌ی اندازه‌گیری شده و تخمین‌زده شده برای مرحله‌ی آزمایش در ای ستگاه‌های مختلف ا ست. چنان‌که م شاهده می شود بی شترین دقت این معادلات در ای ستگاه زاهدان می‌با شد. هم‌چنین معادله دوم، نتایج با دقت بهتری برای تمام ایستگاه ها ارائه می‌کند و این ن شان دهنده اثردهی بهتر تبخیر در معادله می‌با شد. هم‌چنین در بیشتر ایستگاه‌ها با توجه به تاثیر میزان رطوبت نسبی در معادله عبدالله باعث اثر منفی در برآورد تابش خورشیدی شده است. این شرایط به‌ویژه برای ایستگاه بندرعباس به‌وضوح قابل مشاهده است (شکل۴).

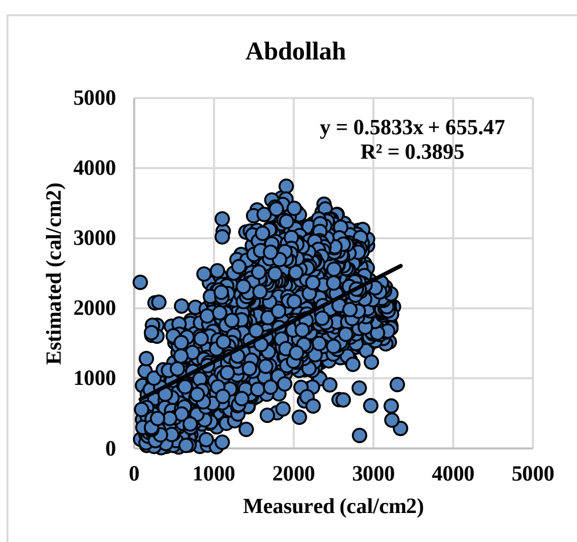
نتایج آنالیز آماری مقایسه بین روش‌های هوش مصنوعی و داده های اندازه‌گیری شده در ایستگاه‌های مختلف در جدول (۷) و شکل (۵) آورده شده است. برای ارائه‌ی نتیجه‌گیری کامل، دقیق بودن مدل های SVR ، SVR-GWO و SVR-HS با سه نشانه‌ی آماری مشخص برای خطای مطلق متوسط (MABE)، خطای مجذور متوسط ریشه (RMSE) و ضریب همبستگی ($R^2$) مورد ارزیابی قرار گرفت. جدول (۷) نشان دهنده‌ی پارامترهای آماری بدست آمده با تمامی مدل‌ها برای مجموعه داده‌های آزمایشی است. MABE و RMSE کمتر نشان دهنده‌ی درستی بیشتر پیش-بینی‌ها است. در حالی که مقادیر بیشتر $R^2$ نشان دهنده‌ی ارتباط خطی گسترده‌تری میان مقادیر پیش‌بینی شده و مقادیر اندازه‌گیری شده می‌باشد. بنابراین مقدار آن در حدود ۱- یا ۱+ نشان دهنده‌ی ارتباط خطی عالی است. دز این تحقیق، از نظر مقایسه آماری بین مدل‌ها در ایستگاه‌های مختلف، بهترین عملکرد را مدل‌های هیبریدی یعنی SVR-GWO و SVR-HS داشته و از بین این دو مدل نیز مدل SVR-HS بهتر می‌باشد (جدول ۷ و شکل ۵).

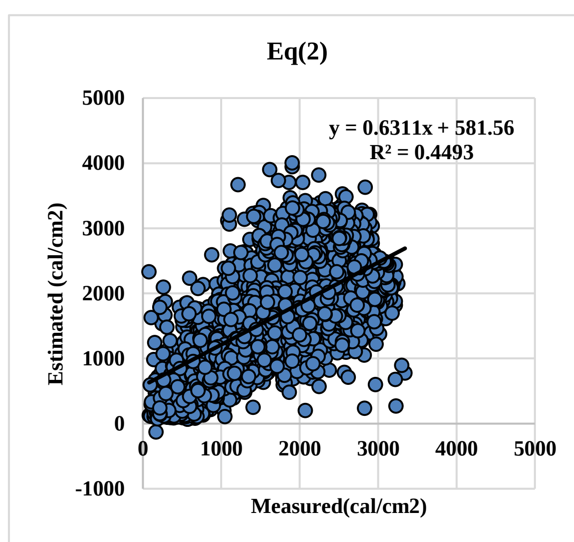

Abdollah
y = 11.265x - 49242
R² = 0.3504
Estimated (cal/cm2)
Measured (cal/cm2)

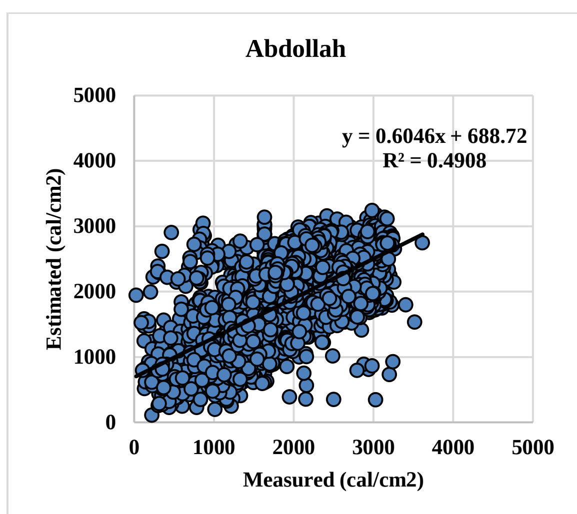

Eq(2)
y = 1.3095x + 1585.1
R² = 0.3107
Estimated (cal/cm2)
Measured(cal/cm2)

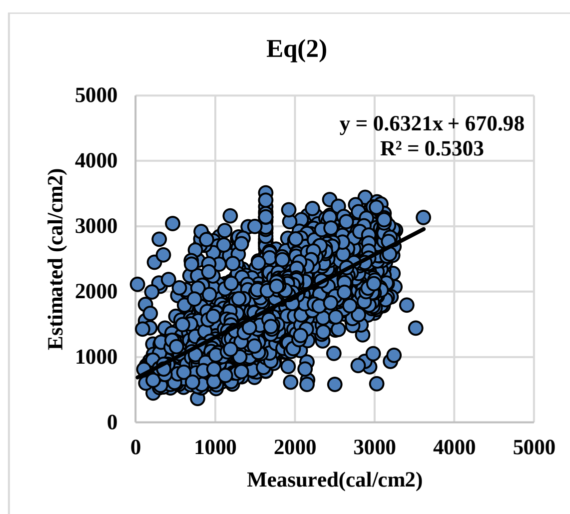

Abdollah
y = 0.4003x + 1129
R² = 0.1599
Estimated (cal/cm2)
Measured (cal/cm2)

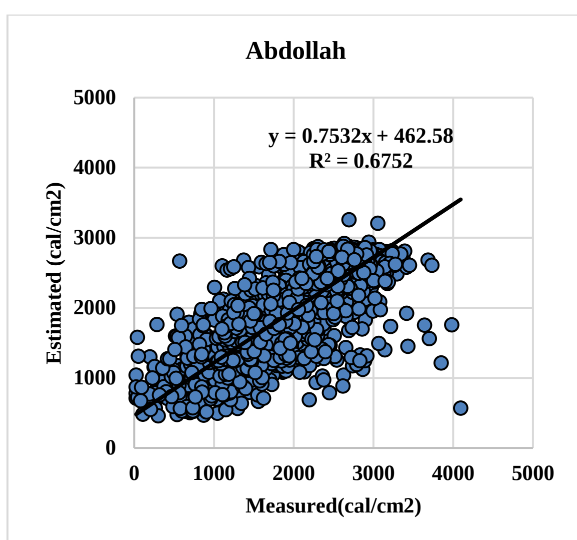

Eq(2)
y = 0.4612x + 1022.7
R² = 0.2124
Estimated (cal/cm2)
Measured(cal/cm2)

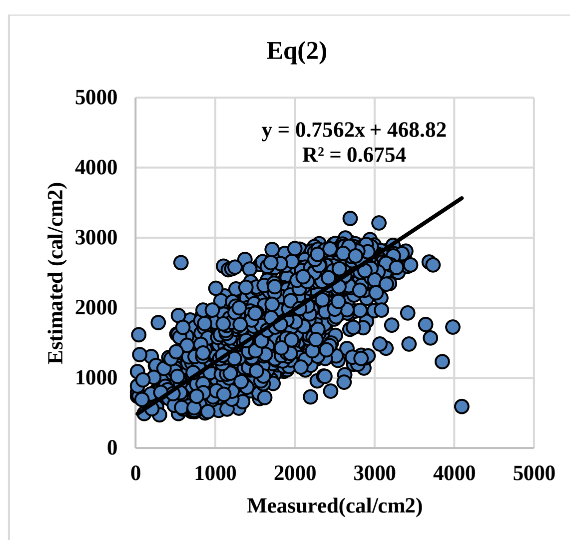

Abdollah
y = 0.5833x + 655.47
R² = 0.3895
Estimated (cal/cm2)
Measured (cal/cm2)


Eq(2)
y = 0.6311x + 581.56
R² = 0.4493
Estimated (cal/cm2)
Measured(cal/cm2)



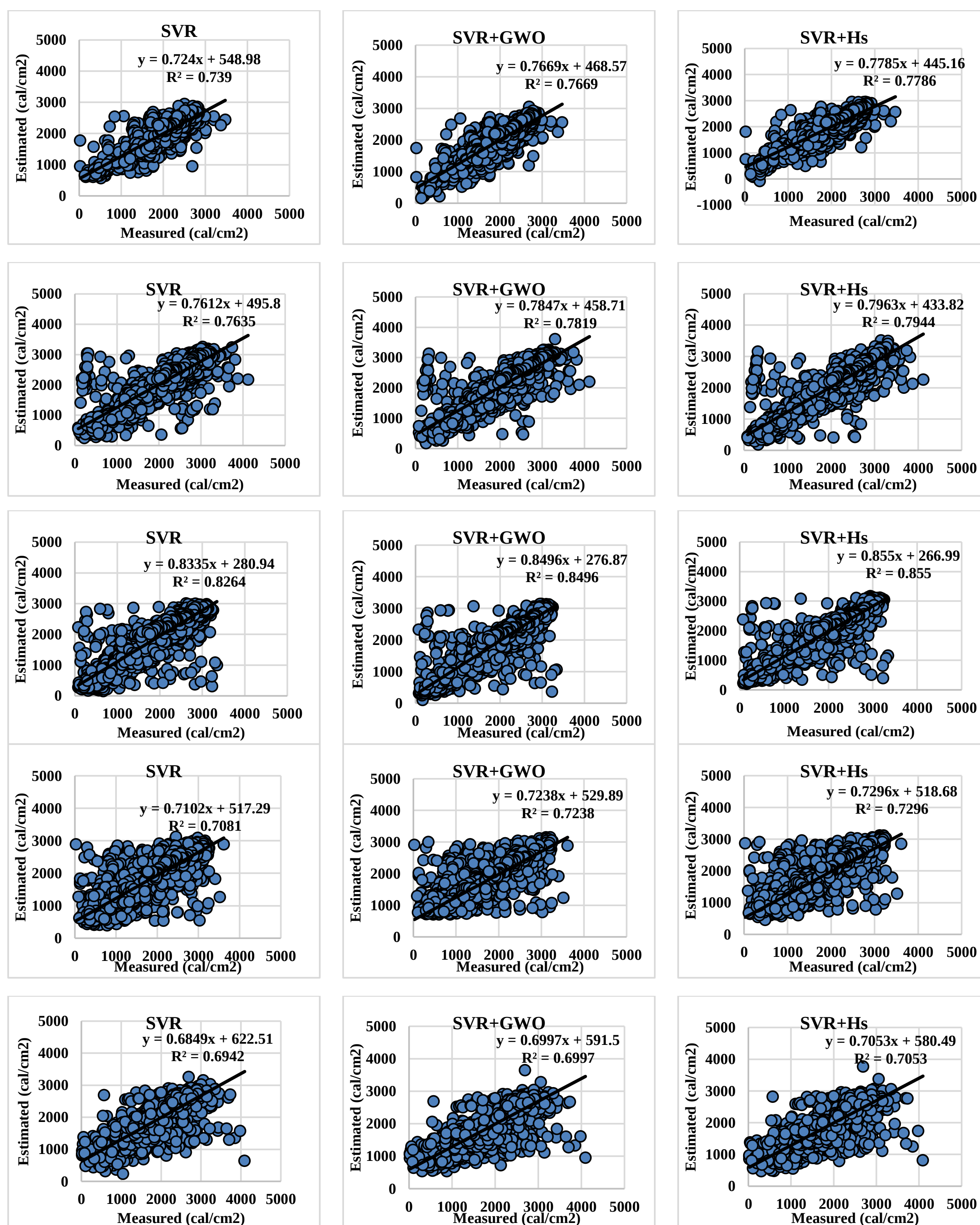




شکل ۴ مقایسه نتایج معادلات عبدالله و دوم رگرسیونی، برآورد شده در ایستگاه‌های بندرعباس، کرمان، سنندج، سمنان و زاهدان

جدول ۷ نتایج آنالیز آماری مقایسه بین روش‌های هوش مصنوعی و داده‌های اندازه‌گیری شده در ایستگاه‌های مختلف

| $R^2$ | NRMSE | RMSE ($Cal/cm^2$) | MABE ($Cal/cm^2$) | Input Parameters | مدل | ایستگاه |
|---|---|---|---|---|---|---|
| ۰/۷۴ | ۰/۱۳ | ۲۶۰/۶۴ | ۱۹۹/۰۸ | T, RH, hs, E, Wind | SVR | بندرعباس |
| ۰/۷۷ | ۰/۱۲ | ۲۴۰/۰۹ | ۱۸۴/۸۴ | T, RH, hs, E, Wind | SVR-GWO | |
| ۰/۷۸ | ۰/۱۲ | ۲۳۹/۸۶ | ۱۷۷/۱۱ | T, RH, hs, E, Wind | SVR-HS | |
| ۰/۷۷ | ۰/۱۶ | ۳۳۹/۹۴ | ۲۱۸/۵۳ | T, RH, hs, E, Wind | SVR | کرمان |
| ۰/۷۸ | ۰/۱۵ | ۳۲۶/۱۶ | ۲۰۷/۴۸ | T, RH, hs, E, Wind | SVR-GWO | |
| ۰/۸۰ | ۰/۱۵ | ۳۱۶/۶۲ | ۱۹۵/۶۷ | T, RH, hs, E, Wind | SVR-HS | |
| ۰/۸۳ | ۰/۱۸ | ۳۳۵/۲۸ | ۳۳۵/۲۸ | T, RH, hs, E, Wind | SVR | سنندج |
| ۰/۸۵ | ۰/۱۷ | ۳۱۱/۰۳ | ۳۱۱/۰۳ | T, RH, hs, E, Wind | SVR-GWO | |
| ۰/۸۶ | ۰/۱۷ | ۳۰۵/۴۳ | ۳۰۵/۴۳ | T, RH, hs, E, Wind | SVR-HS | |
| ۰/۷۱ | ۰/۲۱ | ۴۰۰/۳۰ | ۲۸۷/۰۲ | T, RH, hs, E, Wind | SVR | سمنان |
| ۰/۷۲ | ۰/۲۰ | ۳۸۷/۵۸ | ۲۶۶/۱۵ | T, RH, hs, E, Wind | SVR-GWO | |
| ۰/۷۳ | ۰/۲۰ | ۳۸۳/۴۶ | ۲۶۲/۶۳ | T, RH, hs, E, Wind | SVR-HS | |
| ۰/۶۹ | ۰/۱۷ | ۳۳۷/۰۸ | ۲۳۴/۸۳ | T, RH, hs, E, Wind | SVR | زاهدان |
| ۰/۷۰ | ۰/۱۷ | ۳۳۳/۹۸ | ۲۳۱/۲۴ | T, RH, hs, E, Wind | SVR-GWO | |
| ۰/۷۱ | ۰/۱۷ | ۳۳۰/۸۶ | ۲۲۸/۷۷ | T, RH, hs, E, Wind | SVR-HS | |




شکل ۵ مقایسه نتایج مدل های هوش مصنوعی با مقادیر اندازه‌گیری شده تابش روزانه در ایستگاه‌های بندرعباس، کرمان، سنندج، سمنان و زاهدان به ترتیب از بالا به پایین

## نتیجه‌گیری نهایی

اطلاعات تابش خورشیدی به‌صورت دقیق به‌عنوان داده ورودی مورد نیاز در پروژه‌های مرتبط به انرژی خورشیدی، دارای اهمیت حیاتی می‌باشد. در این تحقیق، روش‌های هیبریدی SVR-GWO و SVR-HS برای تخمین تابش خورشیدی روزانه در ایستگاه های بندرعباس، کرمان، سنندج، سمنان و زاهدان توسعه یافته

است. به عنوان مطالعه‌ای موردی، مجموعه‌های اطلاعات تابشی خورشیدی مربوط به ایستگاه‌های مورد نظر که در مناطق آفتابی ایران واقع شده، مورد استفاده قرار گرفته است. برای مقایسه این مدل‌ها از دو معادله رگرسیونی عبدالله و معادله دوم، استفاده شده است. ورودی‌های مدل‌ها، درجه حرارت متوسط، رطوبت نسبی، ساعت آفتابی، سرعت باد و تبخیر روزانه می‌باشد. بر اساس ارزیابی آماری انجام شده با استفاده از عمده‌ی پارامترهای تطبیق داده شده‌ی MABE، RMSE و R، نتایج، قابلیت مطلوب مدل توسعه یافته‌ی SVR-HS را برای تخمین زدن تابش خورشیدی به صورت روزانه اثبات می‌کند. در حقیقت، مدل SVR-HS برتری مطلقی را نسبت به سایر مدل‌ها به‌خصوص مدل‌های تجربی نشان می‌دهد به طوری که عملکرد مدل SVR-HS حدود دو برابر بیشتر از مدل تجربی می‌باشد. یافته‌ی دیگر این تحقیق نشان می‌دهد که در نظر گرفتن شاخص صاف بودن (n/N) به عنوان تنها درون داده برای مدل‌های تجربی کافی نیست. بنابراین درستی بیشتر پیش‌بینی‌ها با در نظر گرفتن پارامترهای درون داده‌ی مرتبط‌تر اثبات می‌شود. همچنین نتایج بدست آمده در این تحقیق نشان می‌دهد که SVR-HS روش کارآمدی برای تخمین تابش خورشیدی باشد. بررسی‌های بیشتر می‌تواند به صورت خاص برای ارزیابی دقیق مدل SVR-HS در تخمین تابش خورشیدی با استفاده از سایر پارامترهای مهم شامل ساعات تابش آفتاب نسبی انجام شود. علاوه‌بر این شهرهای بیشتری با شرایط اقلیمی متفاوت نیز بایستی در بررسی‌های آینده مورد توجه قرار گیرند. یکی از کاربردهای استفاده از مدل های تجربی و هوش مصنوعی طراحی و برآورد عملکرد سیستم‌های انرژی خورشیدی می‌باشد.

## واژه نامه

| | |
|---|---|
| مولتی لایر | ML |
| شبکه عصبی پیش خور | MLFFNN |
| شبکه عصبی تابع پایه شعاعی | RBFNN |
| ماشین بردار رگرسیونی | SVR |
| سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی | ANFIS |
| شبکه عصبی | ANN |
| خود رگرسیون عصبی | NARX |
| جنگل تصادفی | RFs |
| کرم شب تاب | FFA |
| گرگ خاکستری | GWO |
| جستجوی هارمونی | HS |

## تقدیر و تشکر

## مراجع


[1] Almorox, J., Bocco M., and Willington E., "Estimation of daily global solar radiation from measured temperatures at Cañada de Luque, Córdoba, Argentina", *Renewable Energy*, 60: pp. 382-387, (2013).

[2] Okundamiya, M.S., Emagbetere J.O. and Ogujor E.A., "Evaluation of various global solar radiation models for Nigeria", *International Journal of Green Energy*, 13(5): pp. 505-512, (2016).

[3] W. Tang, K. Yang, J. He and J. Qin, "Quality control and estimation of global solar radiation in China", *Solar Energy*, 84(3): pp. 466-475, (2010).

[4] Z. Şen, and A.D. Şahİn, "Spatial interpolation and estimation of solar irradiation by cumulative semivariograms", *Solar Energy*, 71(1): pp. 11-21, (2001).

[5] J. Piri and O. Kisi, "Modelling solar radiation reached to the Earth using ANFIS, NN-ARX, and empirical models (Case studies: Zahedan and Bojnurd stations)", *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, 123: pp. 39-47, (2015).

[6] S.R.S. Aldhshan, K.N. Abdul Maulud, W.S.W. Mohd Jaafar, O.A. Karim and B. Pradhan , "Energy consumption and spatial assessment of renewable energy penetration and building energy efficiency in Malaysia": *A review*. *Sustainability*, 13(16): pp. 9244, (2021).

[7] Y. Kashyap, A. Bansal and A.K. Sao, "Solar radiation forecasting with multiple parameters neural networks", *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 49: pp. 825-835, (2015).

[8] H. Khorasanizadeh and K. Mohammadi, "Diffuse solar radiation on a horizontal surface: Reviewing and categorizing the empirical models", *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 53: pp. 338-362, (2016).

[9] N.S. Chukwujindu, "A comprehensive review of empirical models for estimating global solar radiation in Africa", *Renewable and sustainable energy reviews*, 78: pp. 955-995, (2017).

[10] A. Khosravi, R.N.N. Koury, L. Machado and J.J.G. Pabon, "Prediction of hourly solar radiation in Abu Musa Island using machine learning algorithms", *Journal of Cleaner Production*, 176: pp.63-75, (2018).

[11] H. Loutfi, A. Bernatchou and R. Tadili, "Generation of horizontal hourly global solar radiation from exogenous variables using an artificial neural network in Fes (Morocco)", *International Journal of Renewable Energy Research*, 3(7), pp. 1097-1107, (2017).

[12] I.A. Ibrahim and T. Khatib, "A novel hybrid model for hourly global solar radiation prediction using random forests technique and firefly algorithm", *Energy Conversion and Management*, 138: pp. 413-425, (2017).

[13] S. Belaid, A. Mellit, H. Boualit and M. Zayani , "Hourly global solar forecasting models based on a supervised machine learning algorithm and time series principle", *International Journal of Ambient Energy*, 43(1): pp. 1707-1718, (2022).

[14] R. Urraca, J. Antonanzas, M. Alia-Martinez, F.J. Martinez-de-Pison and F. Antonanzas-Torres, "Smart baseline models for solar irradiation forecasting", *Energy Conversion and Management*, 108: pp. 539-548, (2016).

[15] C. Voyant, G. Notton, S. Kalogirou , M-L. Nivet, C. Paoli, F. Motte and A. Fouilloy, "Machine learning methods for solar radiation forecasting", *A review. Renewable Energy*, 105: pp. 569-582, (2017).

[16] Y.A. Abdalla, "New correlations of global solar radiation with meteorological parameters for Bahrain", International Journal of Solar Energy, 16(2): pp. 111-120, (1994)

[17] K.Y. Bae, H.S. Jang and D.K. Sung, "Hourly solar irradiance prediction based on support vector machine and its error analysis", *IEEE Transactions on Power Systems*, 32(2): pp. 935-945, (2016).

[18] S. Mirjalili, S.M. Mirjalili and A. Lewis, "Grey wolf optimizer", *Advances in Engineering Software*, 69: pp. 46-61, (2014).

[19] M.H. Sulaiman, Z. Mustaffa, M.R. Mohamed and O. Aliman, "Using the gray wolf optimizer for solving optimal reactive power dispatch problem", *Applied Soft Computing*, 32: p. 286-292, (2015).

[20] M. Pradhan, P.K. Roy and T. Pal, "Oppositional based grey wolf optimization algorithm for economic dispatch problem of power system", *Ain Shams Engineering Journal*, 9(4): pp. 2015-2025, (2018).

[21] H. Moayedi, A.Osouli, D.T.Bui and L.K. Foong, "Spatial landslide susceptibility assessment based on novel neural-metaheuristic geographic information system based ensembles", *Sensors*, 19(21): pp. 4698, (2019).

[22] M. Dehghani, H. Riahi-Madvar, F. Hooshyaripor. A. Mosavi, S. Shamshirband, E.K. Zavadskas and K-W Chau, "Prediction of hydropower generation using grey wolf optimization adaptive neuro-fuzzy inference system", *Energies*, 12(2): pp. 289, (2019).

[23] S. Zhang and Y. Zhou, "Template matching using grey wolf optimizer with lateral inhibition", *Optik*, 130: pp. 1229-1243, (2017).

[24] C. Muro, R. Escobedo,L. Spector and R.P. Coppinger,."Wolf-pack (Canis lupus) hunting strategies emerge from simple rules in computational simulations", *Behavioural Processes*, 88(3): pp. 192-197, (2011).

[25] Z.W. Geem, Music-inspired harmony search algorithm: theory and applications, Vol. 191. Springer, 2009.

[26] K.S. Lee and Z.W. Geem, "A new meta-heuristic algorithm for continuous engineering optimization: harmony search theory and practice", *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 194(36-38): pp. 3902-3933, (2005).

[27] Z.W. Geem, "Novel derivative of harmony search algorithm for discrete design variables Environmental Planning and Management Program", *Applied Mathematics and Computation*, 199(1): pp. 223-230, (2008).

[28] Z.W. Geem, C.-L. Tseng, and Y. Park "Harmony search for generalized orienteering problem: best touring in China", *in International Conference on Natural Computation*, Springer, (2005).

[29] O.M. Alia, M.A. Al-Betar, R. Mandava and A.T. Khader, "Data clustering using harmony search algorithm", *in International Conference on Swarm, Evolutionary, and Memetic Computing*, Springer, (2011).

[30] Z.W. Geem, , "Harmony search for multiple dam scheduling, in Encyclopedia of artificial intelligence", *IGI Global*, pp. 803-807, (2009).

[31] M.A. Al-Betar and A.T. Khader, "A harmony search algorithm for university course timetabling", *Annals of Operations Research*, 194(1): pp. 3-31, (2012).